Kevert modellek

Ismételt méréses varianciaanalízis

A nyelvészeti kísérletekben egy személytől szinte mindig többféle információt szokás begyűjteni $\rightarrow$ ismételt méréses módszerek.

Hagyományos módszer: ismételt méréses ANOVA, ahol a független változók közötti összefüggést egy *within-subjects* faktoron, azaz belső tényezőn belül vizsgáljuk: futóteljesítmény reggel, délben és este egyazon személynél mérve.

Ismételt méréses varianciaanalízis

Nehézségek:

- ha vannak ismétlések (pl. egy beszélőtől öt /a:/ magánhangzó tartama), ezekből átlagot kell számolni a modellállítás előtt,
- kiegyensúlyozott dizájn kell, nem lehetnek üres cellák,
- csak egy belső tényezőt lehet megadni,
- szfericitás: feltételek közötti függetlenség. Bármely két feltétel közötti összefüggésnek azonosnak kell lennie bármely másik két feltétel közötti összefüggéssel, pl. reggel és délben mért teljesítmény különbségeinek varianciája azonos a délben és este, valamint a reggel és este mért teljesítmények különbségeinek varianciájával.

DE: Sok kutatási kérdésnél eleve nem várjuk a különbségek varianciájának azonosságát, például a kontrollfeltételként használt tényezőknél.

Kevert modellek

Előnyei:

- egynél több belső tényező (pl. kísérleti személy és item),
- ordinális adatok,
- nem normális eloszlású adatok,
- üres cellák (pl. nincs minden faktorkombinációra adat),
- nem kell cellaátlagokat számolni, mint az ismételt méréses (M)ANOVÁ-nál.

frametitleKevert modellek
Hátrányai:

- Új, folyamatos fejlesztés alatt álló módszer.
- Módszertani káosz a felhasználói oldalon.
- Kisszámú adatra nem megbízható (minimum 200 adatsor).
- A modell nem tartalmaz szabadsági fokokat, ezért az eredmények nem feleltethetőek meg egyértelműen p-értékeknek.
- A modell nem minden esetben konvergál, azaz bizonyos függvényekre nem ad semmilyen eredményt.

Előny és hátrány: nem konzervatív eljárás, azaz nagyobb eséllyel talál szignifikáns különbséget, mint a klasszikus módszerek, pl. ANOVA.

Leírások:
A legérthetőbb és lényegretörőbb:
Winter, Bodo (2013): Linear models and linear mixed effect models in R with linguistic applications.
http://bodowinter.com/tutorial/bw_LME_tutorial2.pdf

Egyéb:

Baayen, Harald (2008): Analyzing linguistic data. Cambridge: UP.
http://www.sfs.uni-tuebingen.de/~hbaayen/publications/baayenCUPstats.pdf

Field, Miles & Field (2012): Discovering statistics with R. London et al.: SAGE.

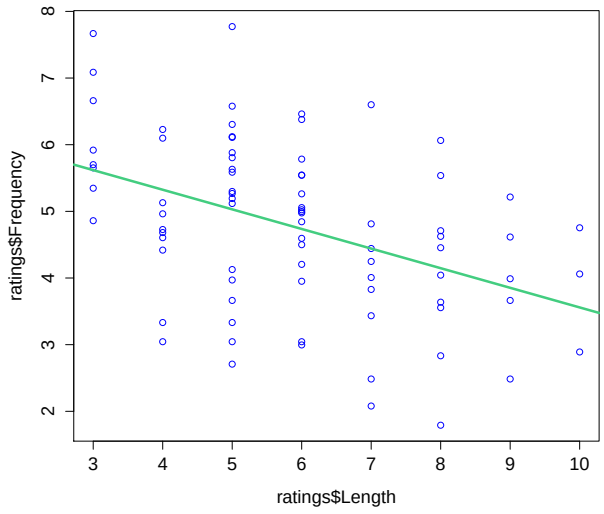
Bodo Winter példája: alapfrekvencia az udvariasság függvényében férfiaknál és nőknél.

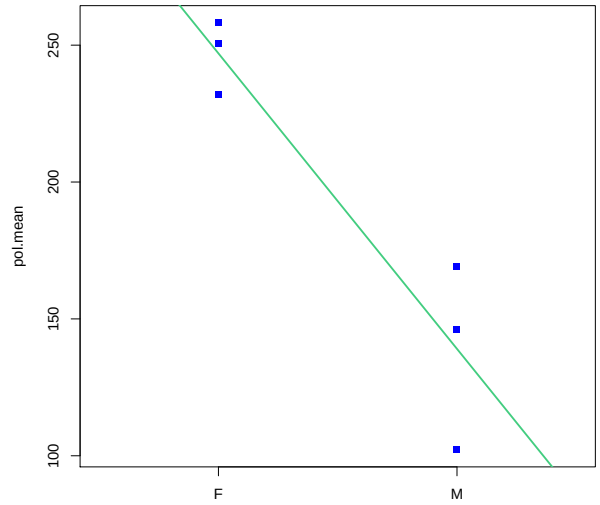
Letölthető innen:
http://bodowinter.com/tutorials.html

dataset for tutorial 2

Betöltés legegyszerűbb `read.csv` függvénnyel, mert ott a vessző az alapértelmezett cellaelválasztó jel.

Metszéspont jelentősége a lineáris modellekben: lineáris regresszió





Lineáris regresszió: metszéspont azonos a faktoronkénti átlaggal, estimate a másik csoport(ok) átlagával.

```
h = lm(frequency~gender,pol)
summary(h)
```

```
             Estimate
(Intercept)   246.986
genderM      -108.110
```

Az Intercept értéke a default (nulladik) faktorszint átlaga, a `genderM` a M(ale) szint ehhez képest mért különbségét jelenti – ez egyben az egyenes meredeksége.

A kevert modellek minden egyes alanyra (= random hatásként definiált egységre) külön metszéspontot számolnak. A lineáris regresszióval szemben, ahol az ϵ hiba nem játszott szerepet a modellben, itt a fix és random hatások keverékéből áll össze a modell.

Lineáris regresszió: frequency $\sim$ gender $+ \epsilon$

Kevert modell: frequency $\sim$ gender $+ (1|\text{subject}) + \epsilon$
Itt a hiba az egyes személyeken belüli varianciára vonatkozik.
1: intercept számítása. Ha (0|subject): csak meredekség.

Több független változó és random hatás esetén:
frequency $\sim$ gender $+$ attitude $+ (1|\text{subject}) + (1|\text{scenario}) + \epsilon$

Modell előnyei: (1) a cellánkénti varianciát is figyelembe veszi, szemben a cellaátlagot elváró (M)ANOVÁ-val, (2) több random hatás is integrálható egy modellbe (RM ANOVÁ-ban csak egy).

Eljárás

Fix hatások (*fixed effects*): független változók, megismételhető adatok (ha akarunk, többet is gyűjthetünk belőlük).

Random vagy véletlen hatások (*random effects*): belső tényezők (*within-subjects factors*), véletlenszerűen kiválasztott személyek/itemek, nem megismételhetőek, mert más személy esetén más random hatás érvényesülhet, és újabb faktorszintek jelennek meg.

Eljárás: fix hatások szembeállítása, feltételezés: véletlen hatások varianciája ismeretlen.

Képlet:
függővváltozó $\sim$ függetlenváltozó $+$ randomhatás $+ \epsilon$
ahol ϵ az *error*, hiba terminus a nem ellenőrizhető varianciára.

`lme4` csomag letöltése: `install.packages("lme4")`
betöltés: `library(lme4)`.

```
modell = lmer(fuggovaltozo ~ fuggetlenvaltozo +
(1|randomhatas), data=adatmatrix)
```

Random hatás nélkül nem működik a modell, hiszen a *mixed-effects* elnevezés a fix és random hatások keverékére vonatkozik.

```
pol.mod = lmer(frequency ~
attitude+(1|subject)+(1|scenario),pol)
```

Random effects: hatásokon belüli variancia és szórás.
Residual: egyik random hatás által sem magyarázott variabilitás.
A random hatások és a reziduálisok átlaga 0 (normalizált, azaz centrált adatok).

Fixed effects: estimate of intercept: *informal* (ABC-ben első) kategória f0-átlaga. *Polite* kategóriáé ennél –19,695 Hertz-cel alacsonyabb → meredekség (*slope*).
t-érték: átlag/standard hiba

```
pol.mod = lmer(frequency ~
attitude+gender+(1|subject)+(1|scenario),pol)
```
Estimate of intercept: a nők f0-ja informális stílusban (az ábécében elöl álló kategóriák).

Döntés a hipotézisről

Ha szignifikanciahatár $p = 0.05$, és a hipotézis kétoldalú (nem tudjuk, hogy a különbség pozitív vagy negatív lesz), a $p = 0.025$ valószínűségi szinthez tartozó t értékre van szükségünk.

De: honnan tudjuk a szabadsági fokot? Sehonnan ☹

Különböző megoldásokat használnak:

(1) Adott szabadsági fokhoz tartozó t-érték magasabb szabadsági fok esetén már alig változik. Megoldás: szabadsági fokot 60-nak (más szerint 100-nak) vesszük, itt $t = 2$. Tehát 2-nél nagyobb t-érték fölött szignifikánsnak tekintjük a különbséget.

(2) Szabadsági fok meghatározása a megfigyelések száma alapján.
Kétoldali teszt esetén: $2 * (1 - pt(abs(t), n - 2))$
ahol a `pt()` függvénnyel kiszámoljuk az adott fix hatásra kapott t-értékhez tartozó p-értéket az elemszám−fix hatás paraméterszámát.

(3) Modellek összevetése restricted/relativised/residual maximum likelihood (REML) alapján.
Összehasonlítás alapja: egyszerűbb modell. Ha a bonyolultabb modell más becsléshez vezet, mint az egyszerűbb, akkor a plusz faktornak van hatása.
Példa Winter nyomán: felfutok egy hegyre adott idő alatt. Van nálam két liter víz és egy elemlámpa. Felfutok egy hegyre ezek nélkül, és látom, hogy így gyorsabb vagyok. Tesztelni akarom, hogy a vizesüveg vagy az elemlámpa miatt voltam lassabb.

Felállítjuk a modellt úgy, hogy csak a nem szerepel fix hatásként, és összevetjük a nem+stílusra felállított modellel.
Vagyis: lemérem a vízzel és elemlámpával futott időmet, majd eldobom az elemlámpát, és így is felfutok. Ha így lassabb vagyok, a lámpa volt a ludas. (Tegyük fel, hogy nem fáradok.)

```
pol.null = lmer(frequency ~
gender+(1|subject)+(1|scenario),pol, REML=F)
pol.mod = lmer(frequency ~
attitude+gender+(1|subject)+(1|scenario),pol,REML=F)
```

A két modell összehasonlítása. Sorrend: egyszerűbb modelltől a bonyolultabb felé.
`anova(pol.null, pol.mod)`
χ^2-érték és hozzá tartozó *p*-érték.

Interakció tesztelése: interakció nélküli és interakciós modell összehasonlítása: `attitude+gender` és `attitude*gender`.

Másik irányadó érték a modellösszehasonlításhoz: AIC (Akaike's Information Criterion). Ha a két AIC-érték között kettőnél nagyobb a különbség, akkor a modellek szignifikánsan különböznek, vagyis a komplexebb modell jobb becslést ad.

REML-ről alkotott vélemény sajnos nem egységes ☹. Van, akiknél random hatások összehasonlításához REML=T javasolt, fix hatásokhoz REML=F. Van, aki szerint fordítva. Ebben a példában Winter a fix hatás tesztelésére REML=F beállítást használ. Cikkekben lehetőleg adjunk meg referenciát. Default: REML = TRUE.

(4) Interakció másik lehetséges tesztelése: valószínűségek szimulálása `Anova` függvénnyel a `car` csomagból.

```
Anova(pol.null)
```

Kimenet: varianciaanalízishez hasonló táblázat $\sim$ (summary(aov)).

Modell együtthatóinak elemzése

`pol.mod = lmer(frequency attitude+gender+(1|subject)+(1|scenario),pol,REML=F)`
`coef(pol.mod)` vagy `ranef(pol.mod)$subject` (RANdom EFfects)

Metszéspont minden személyre és minden szcenárióra (itemre) különböző, de a meredekségek egyformák, vagyis azt feltételezzük, hogy a stílus hatása minden személyre és minden itemre azonos – *random intercept model*. Pedig feltehetően nem.

$\rightarrow$ modell antikonzervativitásának (megengedőségének, szignifikanciahatár könnyebb elérésének) lehetséges oka.

Pontosabb alternatíva

Helyette: *random slope model*

```
pol.mod =
lmer(frequency attitude+gender+(1+attitude|subject)
+(1+attitude|scenario),pol,REML=F)
```

Azaz: a modell különböző default-értékekből (intercept) *és* a stílus függvényében különböző válaszadási tendenciákból indul ki mindkét random hatás esetén, vagyis a meredekséget is külön kiszámolja minden személyre és minden szcenárióra.

Eredmények értelmezése

`attitudepol` értékei mindig negatívak, vagyis udvarias stílusban minden személynél és minden item esetén alacsonyabb az f0. Stílus hatásának szignifikanciája ellenőrizhető a modellek összehasonlításával.

Ellenőrizhető az interaction.plot() függvénnyel:
`interaction.plot(pol$attitude,pol$subject,pol$frequency)`

Eredmények értelmezése

`attitudepol` értékei mindig negatívak, vagyis udvarias stílusban minden személynél és minden item esetén alacsonyabb az f0. Stílus hatásának szignifikanciája ellenőrizhető a modellek összehasonlításával.

Ellenőrizhető az interaction.plot() függvénnyel:
`interaction.plot(pol$attitude,pol$subject,pol$frequency)`

Elvesztettünk egy beszélőt!

Eredmények értelmezése

`attitudepol` értékei mindig negatívak, vagyis udvarias stílusban minden személynél és minden item esetén alacsonyabb az f0. Stílus hatásának szignifikanciája ellenőrizhető a modellek összehasonlításával.

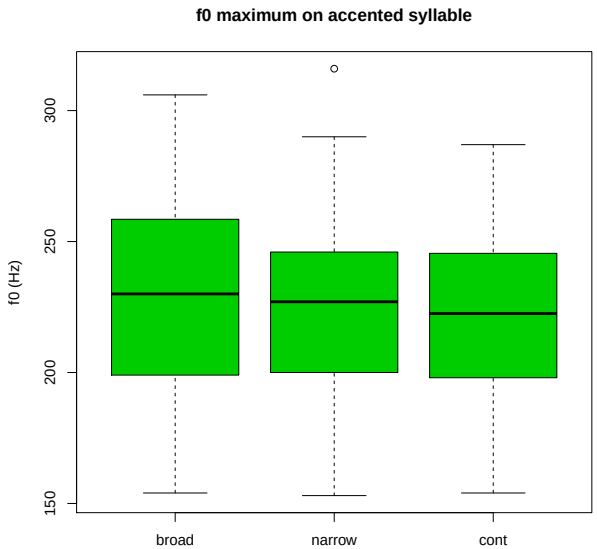
Ellenőrizhető az interaction.plot() függvénnyel:
`interaction.plot(pol$attitude,pol$subject,pol$frequency)`

Elvesztettünk egy beszélőt!

Ok: egyik frekvenciaérték hiányzik, NA jelöli. Megkeresése:
`is.na(pol$frequency)`

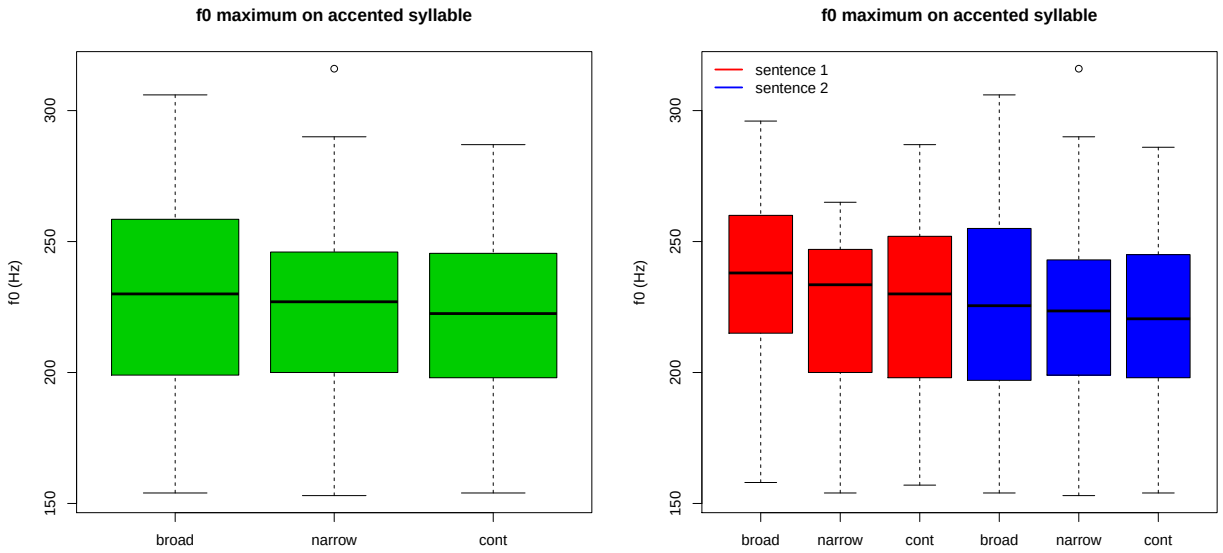
Gyakorló feladat

Alapfrekvencia maximum értéke fókuszban levő szó hangsúlyos szótagán, két mondatban, hét beszélő felolvasásában.



Gyakorló feladat

Alapfrekvencia maximum értéke fókuszban levő szó hangsúlyos szótagán, két mondatban, hét beszélő felolvasásában.



Az első mondatban jól látszik a tendencia, a másodikban nem $\leftrightarrow$ mondat is random hatás, azaz belső tényező.

Fenti példa: focusacc.Rdata

```
acc.lmer = lmer(f0max ~ focus + (1|subj) + (1|sent),
data=adatmatrix)
```

Függő változó: f0 maximum, fixed effect: fókusztípus, random effect: beszélő és mondat.

Eredmények

Fixed effects:

	t value
focuscontrastive	-2.422
focusnarrow	-1.825

Faktorszintek automatikus sorrendezése alfanumerikusan, tehát sorrend: broad $<$ contrastive $<$ narrow. A kapott t értékek a broad vs. contrastive, broad vs. narrow összehasonlításra vonatkoznak.

Ha contrastive vs. narrow összehasonlításra vagyunk kíváncsiak:

```
focusacc$focus = relevel(focusacc$focus,
"contrastive")
```

Ekkor "contrastive" kerül az első helyre, összehasonlítás ehhez képest.

focus = factor(focus,levels=c("broad","narrow","contr"))
vagy
focus = factor(focus, levels = levels(focus)[c(2, 1, 3)])

További feladat az accdur.RData fájl újraelemzése: találjuk meg a maximálisan szükséges komplexitású kevert modellt a random intercept és a random slope modell alkalmazása esetén. Milyen különbségeket találunk?